

大規模言語モデルを用いて投稿内容をさまざまな視点から見たインタラクティブマップで表示する SNS 検索システム

神場知成^{†1}

概要 : SNS ではフィルターバブルやエコーチェンバーなどの現象が発生しやすく、物事に対する多様な視点が形成されにくい。これを軽減する手法の一つとして、SNS を検索すると投稿内容に応じてさまざまな視点をリアルタイムに抽出し、投稿リストとともに、投稿をそれらの視点から見たインタラクティブポジショニングマップを並べて提示する手法を提案する。複数軸の抽出およびそのマップ上での配置は、検索キーワードと検索結果から大規模言語モデルを用いて行う。X (twitter) API および OpenAI の GPT-4o API を用いて実装し、任意の検索キーワードに対する検索結果をデフォルトで 3 軸ポジショニングするとともに、ユーザが自然言語で自由に軸を追加可能なシステムを実装した。17 個の検索キーワードに対する 100 投稿ずつの検索結果に対するインタラクティブマップを用いて 10 人の大学生による利用実験を行うとともに、IT およびジャーナリズム分野の 2 人の専門家を対象としたインタビューを行い、大学生は SNS 検索結果の閲覧行動が大きく変わって投稿リストのスクロールではなくマップ操作を中心に投稿を読み、専門家にとっても新たな視点に気づく有効な手段となる可能性を示した。

1. はじめに

ソーシャル・ネットワーキング・サービス (SNS) 上のフィルターバブルやエコーチェンバーと呼ばれる現象によって、個人の視点がせばまり先鋭化することが懸念されている。これは世界の分断や対立を深め、議論上の争いだけでなく世界を不安定にして戦争などにもつながりかねない重大な課題と言って良いだろう。

SNS には、意図的に偏った意見やフェイクニュースが集中投稿されることもある。それらの投稿に対して賛否だけを即断して広めてしまう人も多いが、一般に人間はひとつの出来事に対して「この視点から見れば良いが、別の視点から見れば悪い点もある」というような慎重な判断も可能だろう。そうなりにくいのは「このような視点もある」ということに気づくのが難しいことが大きな理由だと筆者は考えている。書かれていることへの賛否を決めるということと比較し、新たな視点を見つけて意識するというのは、より創造的な活動だからである。

そこで本研究では、SNS のビューア上でキーワード検索をする際に、検索キーワードおよび検索結果に応じて複数の視点を言語化し、その視点をもとに各投稿のポジショニングを可視化したインタラクティブマップを提供することで、物事に対するさまざまな見方を意識しやすくなるシステムを実装する。視点の発見と言語化には大規模言語モデル (Large Language Model: 以下 LLM) を用いる。世の中には、どんな話題についてもすでに見方が固定化して異なる意見に目を向けない人もいるかも知れないが、新たな話題に接することが多く視点が柔軟な若い人たちが、さまざまな見方に気づいてそれらを意識する機会が多くなれば、長期的に分断のリスクが減っていくことが期待できる。

2. 関連研究

2.1 フィルターバブル、エコーチェンバー、セレンディピティ

一般に SNS には「フレンドになる」「フォローする」等の仕組みがあり、ユーザは興味深い投稿をする他ユーザの投稿をフォローする。結果的に、日常的に目にするのは自分と類似した興味や見解を持つユーザの投稿ばかりとなる傾向があり、この現象はフィルターバブルと呼ばれる[1]。これにより、さまざまなトピックについて似た見解や興味を持つユーザによる事実上のクラスターがいくつもでき、クラスター内部で見解がより先鋭化する現象はエコーチェンバーと呼ばれる[2]。また、人工知能 (AI) によるフェイク情報の生成は容易になったが検出は難しく[3]、SNS では他ユーザの投稿をシェアする操作が極めて容易なため、ユーザがフェイク情報を深く考えることなしに拡散してしまうこともある。

さらに SNS に限らずネット上にはパーソナライゼーション、レコメンデーション、ターゲティング等の技術が広く使われており、これもフィルターバブルを強調する可能性がある。たとえばオンラインニュース利用者の閲覧行動から興味傾向を抽出して自動パーソナライズするような試みは Web のきわめて初期から行われているが[4]、ニュースが過度に個人の興味を反映したものになるマイナス面への対応は、現在でも重要な課題となっている[5, 6]。

ターゲティングやレコメンデーションも類似した用語で、広告やオンラインショッピングの文脈で使われることが多い。いずれも広告や商品などコンテンツの直接的な関連性にもとづくコンテンツベースフィルタリングだけでは限界があり、「ユーザと似た興味の人を発見し、人間同士の

^{†1} 東洋大学 情報連携学部 (INIAD)

嗜好の共通性にもとづいてコンテンツを薦める」というソーシャルフィルタリングも一般的である。ソーシャルフィルタリングの手法も Web の極めて初期に提案され[7], 現在もさまざまな改良がされている。

上記のような技術が長期的にユーザの興味や関心を狭めるという課題に対し、最近では「ユーザの直接的な興味と少し離れたものを混ぜて表示することで、情報との発見的な出会いを促す」という研究も行われ、このような「発見的な出会い」はセレンディピティと呼ばれている。たとえば料理のレシピを推薦する際に「ユーザの好みにあっていると思われるものだけを推薦する場合」と「驚き指数が高いものを混ぜて推薦した場合」とを比較し、後者はユーザ体験向上に効果があったものの、一般に食べ物の選択は個人の歴史的な経験、信条や健康上のこだわりなども影響するため、さらに複雑な検討が必要であることを示した研究がある[8]。商品レビューにおいて、ユーザがポジティブなものやネガティブなものやをどれくらい見ているかを表示して、両方のタイプのもを広く見ることが促すことで、商品選択に対するユーザの満足度を高められることを示した研究もある[9]。

これ以外にも、物理的な図書館では利用者がどれだけセレンディピティを得ているかを指標化するもの[10]、その指標を参考にしてデジタル空間におけるセレンディピティの機会を測定したもの[11]、セレンディピティの機会を増やすシステムの研究などがある[12, 13, 14]。これらは、ユーザが情報閲覧や商品購入において広範囲のものに目を向ける手助けとなり、非常に有望な方向であると考えられる。

一方ここでは視点を変え、人間の行動に対するモチベーションという観点で述べる。Deci と Ryan による自己決定理論 (Self-determination theory) は、人間は外発的に動機づけられた場合よりも、内発的に動機づけられた方が行動に結びつきやすいということを理論化している[15, 16]。単純化した例で言えば、人から指示されたことよりも、自分でやろうと思いついたことの方が行動に結びつきやすいことがこれに相当する。

この視点に基づいて考えると「レコメンデーション」というのは、それ自体が本質的にユーザに対する「外的な動機づけ」である。ユーザの興味にあわせた情報や商品を提示する場合だけでなく「ユーザは興味がないかも知れないが、見たことがないであろう情報」「ランダムに選んだ商品」などを表示しても、「この商品を見てみませんか?」「この情報を読んでみませんか?」というスタイルのユーザインタフェース自体が、ユーザにとっては外的な動機付けに相当する。しかし自己決定理論が示すように、実際にユーザが新しい視点の情報を積極的に閲覧するような行動を起こすためには、そのような情報をシステムがレコメンデーションすることよりもむしろ、「新しい視点の情報を閲覧したい」というモチベーションをユーザが自主的に持つことが重要であ

らう。

本研究では、利用者が SNS をさまざまな観点から閲覧できるようになることを促すという課題に対し、そのきっかけを与えてユーザの内的モチベーションを上げるためのユーザインタフェースを提供するというアプローチをしている。

2.2 SNS の検索、可視化

SNS にはキーワードによる検索ツールが提供される場合が多い。X (twitter) でもキーワードによる検索が可能で、ある時点で多く投稿の中で使用・検索されている単語をランキングや「トレンド」として表示する機能もある。Application Programming Interface (API)による検索機能も提供されており、さまざまな条件 (検索件数、ジオコード、時期など) の指定が可能である[17]。

また、SNS の情報をリアルタイム (ここで言うリアルタイムとは、システムとユーザとの一連の対話セッションの中で行われることを意味する) で閲覧することを支援するためのものではないが、SNS 上で投稿がどのようにしてユーザ間で拡散するかを分析、視覚化する研究も行われている。Hwang 等は感情語の利用、フォロワー数の変化などを用いて、ユーザ間の相互作用による情報拡散を視覚化している[18]。鳥海等は大震災の際に人々が必要な情報を広めるためにリツイート機能を活用したとの調査結果や[19]、災害時にリツイートを行っているユーザ群をクラスタリングすることでツイートのトピックを分類できることを示している[20]。Conover 等は、政治的な話題においてリツイート (シェア) は同じイデオロギーのユーザクラスタの中で行われ、メンション (引用) は異なるイデオロギーのユーザ間でも活発に行われることをネットワーク図として示している[21]。Cheng 等は、ジオタグがついていなくてもツイートの文章だけから発信者の位置をかなり推定することができるとし、特定の用語を発するユーザの存在場所の分布を視覚化している[22]。

これらは SNS、特に X (twitter) の特徴を生かした視覚化の手法を提供しており、本研究はこれらの実績も踏まえたうえで、LLM を用いて、リアルタイムでさまざまな視点にもとづいて投稿を配置する対話型ポジショニングマップを提供することで、SNS 閲覧におけるユーザの行動変容を促そうとするものである。

2.3 文書分類、ポジネガ分析

本研究では SNS 検索結果からさまざまな視点を抽出してポジショニングするが、従来、内容に応じた文書の分類やポジネガ分析についてはさまざまな研究が行われている。教師あり文書分類としてはサポートベクターマシン等によるもの[23]、教師なしクラスタリング手法としては K-means 法[24]、Latent Dirichlet Allocation (LDA)[25]などがよく知られる。さらに、文書から機械学習で利用可能なベクトル表現を抽出する手法として Word2Vec[26]などがあり、

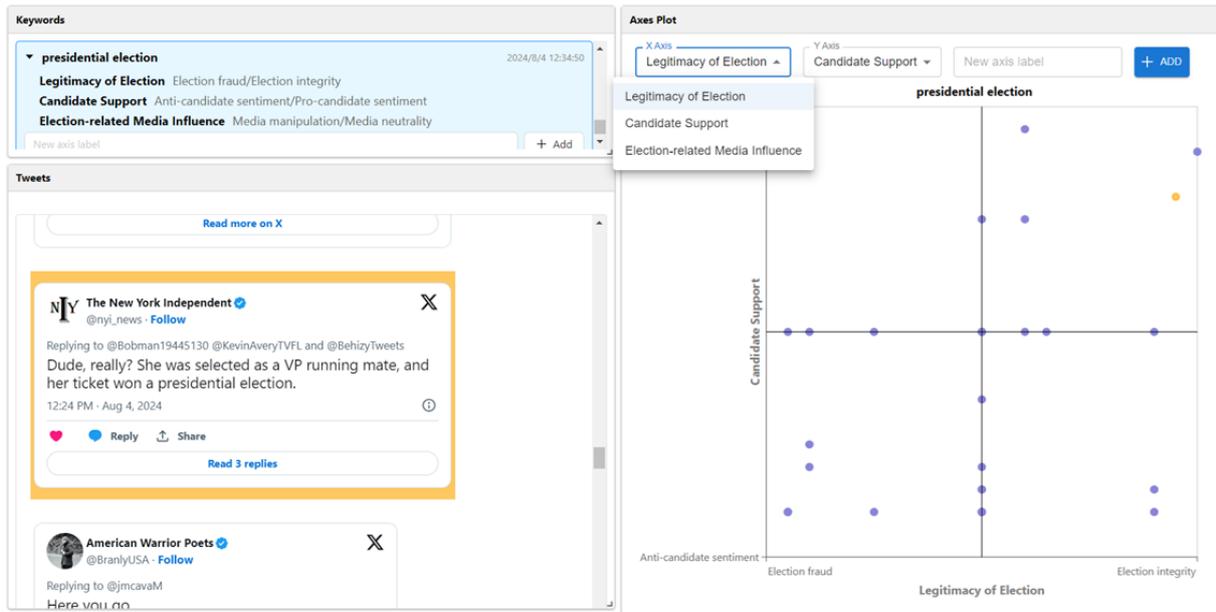


図 1. ユーザインタフェース

BERT[27]などの言語モデルが発展している。

また、文書をポジティブ・ネガティブという観点で感情分析を行う研究としては映画レビュー[28], Twitter データ[29]などさまざまなものを対象として行われている。

ネット記事を対象に、ユーザの見方を広げるという側面でも文書の分析と視覚化をする研究としては、Faridani 等による Opinion Space が興味深い[30]。このシステムでは、システムから提示された設問に対してユーザが意見をを入力すると、それにもとづいて他ユーザの記事やコメントが主成分分析を用いてマップ上に配置され、自分の意見との関係性がわかりやすくなっている。さらにユーザによる他記事への賛意 (agree with) や敬意 (respect for) を分析することで、自分と異なる意見への興味の高まりを確認している。

本研究の目的は、利用者が SNS を閲覧する対話的なセッションの中で、さまざまな視点があることに気づかせ、それらの視点からの投稿閲覧を促すことである。特に、さまざまな視点を言語化して切り出すことを重視し、SNS 検索の結果を検索キーワードとともに LLM に渡して軸の自動抽出をする。これは文書分類とポジネガ分析いずれの側面も持つ。LLM は投稿に含まれる文章だけではなく、内部的に持つ汎用的な知識も参照しながら分類を行うため、少ない投稿数を対象としても比較的うまく視点の切り出しを行うことが期待できる。現在の LLM は基本的に、Transformer のアーキテクチャをベースとしており[31]、本研究で用いる言語モデルもその流れに基づくものである。

3. 提案システム

3.1 ユーザインタフェース

図 1 に、ブラウザ画面に表示された本システムのユーザ

インタフェースを示す。本システムは X (twitter)の投稿を対象として検索しており、左側上部は検索キーワードの入力エリアで、その下は検索結果として得られる投稿リストの表示エリアである。1 回の検索結果の表示個数は現在の実装では 15, 30, 50, 100 個の中からプルダウンメニューで選択可能である。キーワード入力エリアでユーザが検索キーワードを入れると投稿リストの表示エリアには検索結果のすべての投稿が表示される。右側のエリアでは、LLM により検索結果を分類する軸が 3 つ自動的に決定された上ですべての投稿がそれぞれの軸上でスコアづけされ、そのうちの 2 軸でマップ化されたものがデフォルトで表示される。ただし現在の実装では、検索キーワードに対してマップと軸は 2 秒程度で表示されるものの、各投稿はその後、1 投稿あたり 0.5~1 秒程度で順次マップ上に配置されていく。ユーザは配置の途中であっても、どの X, Y 軸でマップ表示するかを、マップ上部にあるプルダウンメニューから変更することができ、それによりノードの配置はリアルタイムで変わる。X 軸, Y 軸ともに同じものを選んだときは、グラフ上ですべてのノードが一直線 (Y=X のグラフ) 上に並ぶ。マップ上で表示軸を選ぶメニューの横にはテキスト入力領域があり、任意の自然言語によって新たな軸を指定することができる。システムが自動設定した軸を見てユーザが新たな分類軸を思いついたときはそれを自然言語で記述して ADD ボタンを押すと、LLM がその軸に対して検索結果の投稿すべてをスコアづけるので、それをインタラクティブマップの新たな軸として追加して利用できる。

図 1 は 2024 年 8 月 4 日に「presidential election」で 50 個の投稿を検索したときの表示であり、その時の検索結果をもとに自動抽出された”Legitimacy of Election”, “Candidate

Support”, “Election-related Media Influence” という軸が表示されている。この軸は検索結果とともに常に変化するもので、たとえば2日後の2024年8月6日6時に100個の投稿を検索したときには “Election Integrity”, “Candidate Perception”, “Impact of Misinformation” という軸が抽出された。

検索結果の投稿リストをスクロールすると、最上部に表示されている投稿が黄色枠になり、マップ上ではその投稿に対応するノードが黄色表示される。また、右側のマップ上でノードにマウスを重ねるとその投稿に対応するユーザーのアカウントが表示され、クリックすると左側の検索結果リストの最上部に該当する投稿が表示され、ノードと投稿の枠の両方が黄色に変わる。マップ上で複数の投稿が同じ位置にあるときは、ノードにマウスカーソルを重ねると該当する複数の投稿のユーザーアカウントが表示され、ノードをクリックするたびに順番に、検索結果エリアで投稿リスト上の先頭に表示される投稿が次のものに移る。これらの動作により、左側の検索結果リストの表示と、右側のマップ上で黄色表示されているノードとは常に連動している。

なお、検索キーワードの入力エリア、結果やマップの表示エリアは枠を操作することで、一般のウィンドウと同様にサイズや配置を自由に変更可能である。

3.2 システム構成と動作

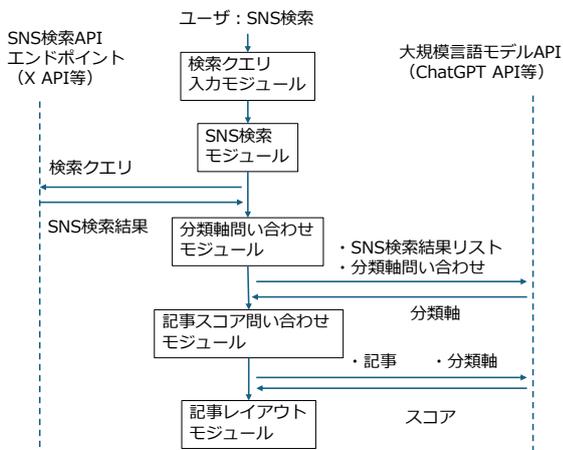


図2. システムの動作

システムの動作手順を図2に示す。ユーザーがキーワードによる検索を行うと、システムは指定された個数の投稿をX (twitter) developer API から取得し、キーワードと検索結果をLLM（ここではOpenAI [32]のGPT-4o）に投げてそれを適切に分類するための3つの軸を取得する。次に各投稿を順番にLLMによってそれぞれの軸で-1.0~1.0の間でスコア付けし、3つの軸のうちのデフォルトの2つ（抽出された3軸のうちの最初の2つ）でマップを作成して投稿をマップ上に配置する。さらにユーザーが自然言語により軸を追加した場合は、そのフレーズと投稿をLLMに投げて各投稿のスコアを計算する。検索結果リストで最上部に表示

される投稿と、マップ上で黄色枠表示される投稿はアクティブなノードとして連動する。検索結果はタイムスタンプとともに、LLMによって抽出された軸、計算された各投稿のスコアとあわせてデータベースに保存されるので、過去の検索結果も表示可能である。ただし各投稿の本文は各軸に対するスコアを計算したあとは消されて投稿IDだけが保存されるため、削除された投稿は、マップ上ではノードが表示されるものの、検索結果リスト上ではThis tweet is removed. と表示される。

LLMで軸を決定するために用いているプロンプトと、その軸に基づいて各投稿のスコアを決定するために用いているプロンプトを次に示す。

軸を決定するためのプロンプト：

以下の{tweet_count}件のツイート进行分析し、議論のための軸を提案してください。提案する軸の数は{axis_count}です。

各軸について、軸の名前と両極の名前を日本語で示してください。両極は{pole1}がマイナス、{pole2}がポジティブな方向にしてください。フォーマットは以下の通りです：

{json_format}

分析対象のツイート：{tweets}

注意事項：

- 各軸は、ツイートの内容を最もよく表現し、議論を促進するものを選んでください。
- 軸の名前は簡潔で分かりやすいものにしてください。
- 両極の名前は、その軸における対立する概念や意見を明確に表現してください。
- ツイートの文脈や潜在的なテーマを考慮に入れてください。
- 提案する軸は互いに重複しないよう、できるだけ異なる観点から選んでください。

各投稿のスコアを決定するためのプロンプト

各軸について以下の指針に従ってスコアを付けてください：

1. 「{pole1}」寄りであれば-1に近い値を付けてください。
2. 「{pole2}」寄りであれば+1に近い値を付けてください。
3. 中立的な場合や、軸に関連性がない場合は0に近い値を付けてください。
4. スコアは-1.0から+1.0の間の小数で表してください。

分類結果を以下のJSONフォーマットで返してください：

{json_format}

注意事項：

- ツイートの内容を慎重に分析し、各軸に対する関連性を判断してください。
- ツイートが特定の軸に関して明確な立場を示していない場合、中立的なスコア（0に近い値）を付けてください。
- 文脈や含意されている意味も考慮してください。
- 一貫性のある分類を心がけ、似たような内容のツイートには類似したスコアを付けるようにしてください。
- 各軸のスコアは独立して判断し、他の軸のスコアに影響されないようにしてください。

プロンプトからわかるように、軸の選択にあたっては投稿がなるべく対立軸として配置されるようにし、一方（マップ上では右側または上側に表示する）はポジティブな方向、他方（左側または下側に表示する）はネガティブな方向としている。ただし、これは内部的なものでありユーザからは単なる2つの極として見える。

システムは次の2つの構成要素で実装されている。

- ・バックエンド: Python の Web フレームワーク FastAPI を用いて実装し、X (twitter) developer API からの投稿取得、GPT-4o へのアクセスによる投稿分類とスコアづけ、データベースへの格納を行う。

- ・フロントエンド: フロントエンドのフレームワーク React を用いて実装し、画面部品配置、検索キーワード入力対応、バックエンドからの投稿データ取得とインタラクティブマップ構成、投稿リストとマップの連動などユーザとのインタラクション全般を行う。

4. 評価

4.1 LLM による軸の設定とスコアづけ

検索キーワードと検索結果をもとに GPT-4o の API から得た3軸の例を表1に示す。

表1. 検索に対して LLM が自動的に設定した軸と極

検索語 (結果数)	検索時刻	軸	極1 (ネガ)	極2 (ポジ)
地球温暖化 (100)	8/4 13:58	温暖化の原因	人間活動の影響	自然現象の影響
		温暖化対策の必要性	対策不要	対策必要
		温暖化の影響	悲観的な影響	楽観的な影響
GPU (50)	8/4 13:25	技術力とパフォーマンス	低評価	高評価
		企業の戦略と方向性	不安	信頼
		コストパフォーマンス	不満	満足
J-POP (50)	8/4 13:54	音楽ジャンルへの関心	ジャンルに関心なし	特定ジャンルに強い関心
		新曲・新譜への対応	無関心	対応
		コンテンツ消費	物理メディア中心	ストリーミング中心
生成 AI (50)	8/4 13:36	生成 AI の創作性	創作性がない	創作性がある
		生成 AI の倫理性	非倫理的	倫理的
		生成 AI の経済影響	悪影響	良影響

これを見ると、極のポジネガに疑問の余地があるものの、検索結果数を少なく指定しても検索キーワードが意図しているものとかかなり関連がある軸が抽出されており、単に検索結果をテキスト分類したのではなく、LLM が持つ基本的な知識にもとづいて軸を作成していると推定できる。

次に、各投稿に対してつけられたスコアの例を表2に示す。おおむね妥当と考えられるスコアがつけられている場合が多いが、LLM が「スコアづけができない」と返してくる場合や、正しいフォーマットでスコアが返ってこない場合がある。それらを個別に再度 LLM に投げるとスコアづけがされる場合もあるが、連続してスコアづけに失敗する場合もあるので、本システムでは一投稿に対するスコア付けのリトライは行っていない。

表2. 投稿に対するスコア付け例（投稿文は趣旨が変わらないように一部表現を変更している）

検索語	投稿	スコア
地球温暖化	環境問題ニュース：政府が2030年までに温室効果ガス排出量を45%削減する目標を発表	自然現象の影響：0.8 対策必要：1.0
地球温暖化	人間が一番怖い。地球温暖化も全部人間が影響。人間減らすべき	人間活動の影響：-0.9 対策必要：0.9
GPU	GPU こわれても物理破損以外なら対応するメーカーもあり、ユーザーブレンドリになった。	高評価：0.8 企業の戦略と方向性：0.8
GPU	最強 intel が Nvidia に勝る CPU を作れなかったのは GPU 事業の在り方に問題があったか？	技術力とパフォーマンス：-0.9 企業の戦略と方向性：-0.9
生成 AI	生成 AI で音楽つくるの面白すぎる。一日潰れそうなくらい楽しい	創造性：0.8 倫理性：0.75
生成 AI	データ権利問題が解決しても創作するのは生成 AI 本体では？ユーザーはプロンプト入力だけ。	経済影響：0.5 倫理性：0.7

4.2 大学生に対する実験

4.2.1 実験の手順

大学生の実験協力者10人に対して下記の実験を行った。いずれも私立大学の情報系学部の3年生～大学院修士課程の学生である。ユーザエクスペリエンス関連の授業を受講している約100名の学生に30分間で1000円相当のギフトカードを渡すインセンティブで募集をして応募があった学生全員である。いずれも X (twitter) の利用経験が十分あることを条件としている。

本システムにおいて、1つのキーワード検索に対する検索結果はすぐに表示されるが、マップ上には投稿が0.5~1

秒ごとに順次表示されて 100 件の検索結果であれば 2 分近くかかることと、LLM は指定したフォーマットと若干異なるフォーマットでレスポンスを返すことがあったためにマップが生成できない場合があることを考慮し、実験開始の直前に 2 時間程度をかけて合計 34 キーワードそれぞれに対してその時点の SNS 投稿 100 件の検索をし、実験時には実験協力が者が検索履歴上で検索キーワードをクリックしたらすぐにその結果が閲覧できるようにした。それぞれの実験協力者には、最初に 3 分程度でシステムの各部分の操作方法を説明したうえで、下記の両方の操作を行ってもらい、終了後にアンケートへの回答を依頼した。

- a) マップ非表示の状態で 17 キーワード×検索結果 100 件を 10 分間で自由に見る
- b) マップ表示の状態で 17 キーワード×検索結果 100 件を 10 分間で自由に見る

それぞれの 17 キーワードはシステムの検索キーワード入力エリアの下に並ぶ検索履歴をクリックすることで選択可能である。a), b) で同じ単語の検索結果を見ることになるのを避けるため、それぞれの場合に表示する 17 個の単語は類似しているが異なる単語である(表 3)。X の API では検索対象の言語を指定することができるため、アルファベット表記する単語であっても、検索対象は日本語投稿としている。

最初に見るユーザインタフェースが印象に影響することを避けるために 10 人中 5 人は a) を先に行き、他の 5 人は b) を先に行った。いずれの順番であってもそれぞれ合計で検索結果の投稿は約 1700 件あるが、X では投稿直後に投稿者が削除する場合があるため、マップ上に表示されても投稿本文を閲覧できないものが 1, 2% ある。実験協力者はすべての検索単語や投稿を 10 分間で見終えることは困難なので、適当な検索キーワードを選んで、一部の検索結果を見ることになる。

表 3. あらかじめ用意した検索キーワード
(a)マップなし (b)マップあり

(a)マップなし		(b)マップあり	
トランプ	YOASOBI	バイデン	米津玄師
大統領選	J-POP	都知事選	K-POP
生成 AI	Canva	自動運転	Figma
プログラミン グ	トヨタ	スイミング	ホンダ
メジャーリー グ	プロ野球	オリンピック	Jリーグ
朝倉未来	ディズニー ー	那須川天心	USJ
大谷翔平	岸田首相	藤井聡太	小池都知事
寿司屋	ポケモン GO	ラーメン屋	マイクラ
セキュリティ		プライバシー 保護	

キーワードリストからの検索キーワード選択や、検索リスト上のスクロールやマップ上のクリック操作によってア

クティブになった投稿、マップ上でユーザがクリックした位置や時刻などはすべて実験協力者の同意のもとに記録した。また、実験後アンケートでは本システムで提示される軸や、マップ上に表示されるノードの妥当性などに関する主観的な印象を質問した。

4.2.2 実験結果

マップあり、なしそれぞれの場合におけるユーザ操作の概要を表 4 に示す。

表 4. 10 分間のユーザ操作平均回数
(カッコ内は標準偏差 N=10)

マップ	単語 選択数	検索 語数	投稿閲覧数		閲覧数/ 検索語数
			リストから	マップから	
なし	8.1 (3.7)	7.1 (2.5)	65.8 (9.8)	—	9.3 (3.8)
あり	8.3 (5.3)	5.3 (1.8)	11.1 (9.1)	62.3 (17.8)	13.8 (8.5)

いずれの場合も、ユーザは全 17 キーワードのうちから自分が気になるものを選択して投稿を閲覧する。投稿リスト上ではそれぞれのキーワードに対する 100 個の検索結果をスクロールして任意に表示可能であるが、画面上で 0.5 秒以上止まった時に投稿を選択して閲覧したと判断している。単にスクロールしているときも投稿は目に入っているが、それは読もうと思う投稿までの移動操作と判断した。表によれば、マップ表示がある場合もない場合も、ユーザは全 17 キーワードのうちで一人当たり平均 8 個程度を選択した。ただし、同じ検索キーワードを複数回選ぶ場合もあり、選択するユニークな検索語数はそれよりもやや少ない。それぞれの検索キーワードに対する検索結果の投稿閲覧数の平均は、マップなしの場合で 9.3、マップありで 13.8 となっておりマップありの方が多い。操作状況の観察によれば、マップがない場合はユーザはかなり高速に投稿リストを上下にスクロールをしており、時々スクロールを止めて投稿を読む。一方、マップありの場合は、投稿リスト上での選択回数が 11.1 に対しマップ上での選択回数が 62.3 となっており、投稿閲覧数の約 85% がマップ上での選択によるものである。つまり、マップを表示することによって、マップがない場合と比較してユーザの投稿閲覧行動は大きく変わり、マップを見てそこから投稿を選択、閲覧しており投稿リスト上でのスクロールはあまり行わない。1 つのキーワードに対して閲覧する投稿数は、マップなしの場合は 9.3 でマップありの場合は 13.8 となっており、マップがある場合はスクロール時間が減って、より多くの興味のある投稿を閲覧していると考えられる。

次に、実験後のアンケート結果を示す。アンケートでは、

システムが自動的に抽出する軸の文言および数の妥当性、マップ上でのノード（投稿）配置の妥当性、このような対話型インタラクティブマップを用いた SNS ビューアの継続的な利用意向などを聞くとともに、自由記述の意見を求めた。

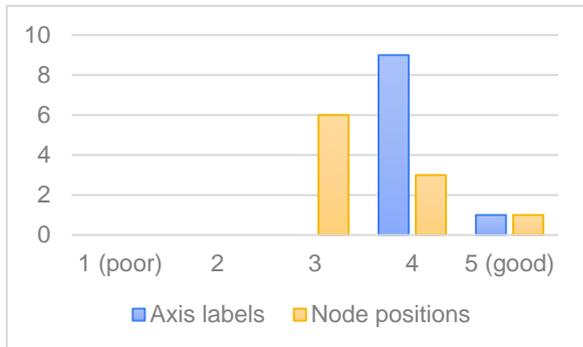


図 3. 軸の名前とノード配置の適切性

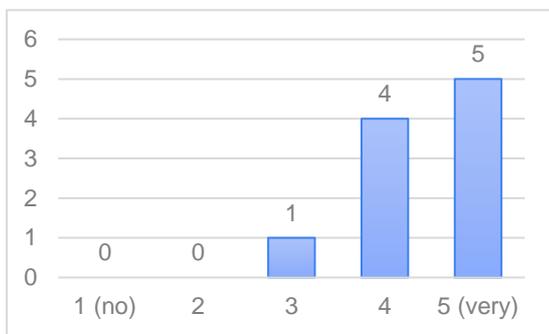


図 4: 継続的な利用意向

自動的に抽出される軸の数については、3 軸が適当か、それよりも多い方が良いか、あるいはデフォルトで表示される 2 軸だけで十分かを聞いた。結果は、10 人中、3 軸が良いが 4 人、デフォルト表示されている 2 軸だけで良いが 4 人で、3 軸よりも多い方が良いが 2 人となった。操作履歴を見ると、マップを表示した 10 分間の実験の中で軸を切り替えた回数は、1 ユーザあたり平均 6.9 回（標準偏差 4.9）となっており、あまり多いとは言えないため、現時点では 3 軸というのは妥当と考えている。また、各分類軸の妥当性に対する評価は高く、ノード配置も高めな評価となった（図 3）。さらに、本システムの継続的な利用意向は非常に高いものとなった（図 4）。

上記では全体的な傾向を見たが、以下では個々のユーザの閲覧動作と自由コメントを見る。実験では、ユーザのマップ上でのノードクリック操作を座標とともにすべて記録している。マップ外でのキーワード入力/選択や、投稿リスト上でのスクロールによるアクティブ化、マップを閲覧する軸の変更なども記録しているので、それらはすべて関係づけて分析可能である。ここでは、マップ上のクリック操作のヒートマップを、ユーザの自由コメントとともに分析する（表 5 参照）。

表 5. マップクリック操作のヒートマップと自由コメント

	ユーザ 1: 興味にあわせたものをまんべんなく見ることができる。投稿の感情表現などは正しく反映されており誹謗中傷の捜査などに役立つ。		ユーザ 6: マップがあると、スパムなど無駄なものを目にするのが減る。誹謗中傷やネガティブなものを見なくて済む。
	ユーザ 2: 見たいものを選んでみることができる。一つの投稿をしつかり読むようになる。「選挙」などは多角的に見ることができるが「寿司屋」などはあまり有用でない。		ユーザ 7: 興味ある投稿だけを見ることができ、嫌なものを目にしないで済む。インフルエンサー等はエゴサーチで嫌なコメントを見なくて済むのでは。
	ユーザ 3: ネガティブなものは見たくないで、それらを除いて選択的に見ることができた。		ユーザ 8: 飽きずに同じキーワードのものを見ることができる。インプ稼ぎ、ボット、スパムなど嫌な投稿を見ないで済む。
	ユーザ 4: 肯定的・批判的の両方を見ることができた。世の中の動きや、ニュースに反応した株価の動きなどを見るのに役立つ。		ユーザ 9: マップがなければ上から順に見るがあれば気になるものをだけを閲覧し短い時間で内容を把握できる。否定的なものを見ないで済む。
	ユーザ 5: マップがあると投稿内容が理解しやすい。インフルエンサーや芸能人は、嫌なコメントを見なくて済むのではない。		ユーザ 10: 似たような意見をまとめて見ることができる。異なる立場の意見がわかりやすい。

それぞれのユーザ操作は、その時に選択しているキーワードや閲覧している軸も異なるのですべて同一の対象物に対するものではないが、前述のように軸を設定するにあたっては LLM へのプロンプトで X 軸、Y 軸いずれもプラスの方向（右または上）がポジティブなもので、マイナスの方向（左または下）がネガティブなものと設定しているので、一般的に右上方向にポジティブな投稿、左下方向にネガティブな投稿が配置される傾向にある。ヒートマップはマップ上でユーザあたり平均 62.3 のクリックデータを使用し、カーネル密度推定とガウシアンフィルタによるスムージングして作成しており、クリック頻度に応じて高頻度領域を赤、低頻度領域を青、中間をグラデーションで表示している。コメント全体では、「肯定的・批判的の両方のもを見ることができる（ユーザ 1,4）」、「見たいものを選んでみることができる（ユーザ 2,6,9）」、「嫌なものやスパムを見ないで済む（ユーザ 3,5,6,8）」などが混在するが、全体として「否定的なもの、スパムやボットを見ないで済む」

というものが多い。また、それぞれの投稿をきちんと読んで理解しやすい（ユーザ 2, 5, 9 など）というものが多い。前述の表 4 によれば、10 分間の閲覧でマップを表示した場合の一人当たりの平均投稿閲覧数は 73.4 (11.1+62.3) で、マップ表示がない場合の 65.8 よりも多いが、「投稿をじっくり読むことができるようになった」というアンケート結果は、投稿リストをスクロールしながらながめている時間が減ったためと考えられる。

ヒートマップとコメントとの関係では、ユーザ 1, 2, 4, 5 のようにヒートマップの赤い領域が対角線(左下から右上)に広がるユーザは「多角的に見ることができる」というコメントが多く、ユーザ 3, 7, 8 など特定領域に集中しているユーザは「ネガティブなものを見たくない」などのコメントが多い。

4.3 専門家ユーザに対する実験

上記では大学生・大学院生を対象としたが、本システムは大学生のような一般ユーザではなく、何かの分野のエキスパートが自分の専門分野と関連が深い情報を SNS 検索する際にも有効と考え、筆者の知人である次に示す 2 人のエキスパートに対してより深いヒアリングを行った。いずれも日常的にキーワードによる X の検索を行っており、その投稿の特徴も熟知する。

・IT 分野：コンピュータグラフィクス、VR/AR を専門とする大学教員

・ジャーナリスト：公共放送で 30 年以上のキャリアを持ち、政治経済のニュース解説経験も豊富な記者

いずれの場合も、約 1 時間の対話において、システムの機能を説明したうえで自由なキーワードでリアルタイムに検索を行ってもらい、筆者との対話を行いながら進めた。対話は録音して再度聴きながら要点を書き起こした。いずれの場合も、最初に機能を説明した段階で、仕組みに対して強く興味を持って質問があったため LLM を利用したマップ作成であることを説明したところすぐに理解が得られた。それぞれのエキスパートに関する記録を下記に示す。各キーワードに対する検索結果表示数はすべての結果を得るまでの時間を考慮してデフォルトで 30 と設定し、一部は 100 とし検索をし、マップ上に順次表示される経過も見ながら議論をした。下記でカッコがない部分は行動を示し、カッコ内が対象者の発話である。

1) IT 分野のエキスパート

・「X, Y それぞれの軸で同じ列に並ぶというのは GPT が同じ評価値を出してきたということか？」 → 筆者が YES と回答

・「マップ上でノードがすべて同じサイズになっているが、投稿によって多くのことが書かれているものとそうでないものとで情報量が異なるのでそれがノードサイズに表れると良いのではないか。軸上での極がポジティブ、ネガティブに対応している場合はかなり精度が良い印象」

・対象者が日本語投稿を対象にキーワード "GPU" で検索。軸を "GPU 技術の進化とその効果" と "市場競争とシェア" に切り替えた。次に英語投稿を同じキーワードで検索。次に "ブルースクリーン", "システム障害" で検索。"ブルースクリーン" でシステムが出した軸は "影響の範囲の大小", "感情表現", "問題解決の進行度" の 3 つ。なお、この時は世界的なセキュリティトラブルで PC がブルースクリーンになる現象が多数発生した直後だった。「"問題解決の進行度" というのはグラフ上で散らばっているが、実際には解決済、未解決、進行中という 3 種類しかないのではないか? 『こうやったら直った』という情報を見つけたいが、その時はどうすれば良いだろうか? "企業名" などの軸を自分で設定すれば企業名で分類してくれると良いが、このような 2 項対立的な軸だとそれはできないだろう。ただし、どの検索キーワードにおいても、いずれの場合も軸の選び方はかなり妥当な印象を受ける。自分でそれ以外の軸を考えても思いつかない」

2) ジャーナリスト

・対象者が "大統領選" で検索(実験日は 2024 年 8 月 3 日。ハリス氏の民主党指名確定の前日)。軸は "大統領選に対する市場の反応 不安定/安定", "大統領候補への支持 否定的/肯定的", "経済への影響 ネガティブ/ポジティブ" の 3 つとなった。「出てくる 3 つの軸はかなりおもしろいが、大統領候補への支持という軸は、誰に対するものかわからないので肯定的/否定的はマッチしない。経済への影響も、ポジネガはわかりにくい。株価への影響ならわかる。3 つの軸の相互の関係が 2 次元マップにフィットする場合とそうでない場合がある。ここではどの軸でもポジネガが似たような結果になるだろうと感じる」。

・対象者が "日米関係" で検索。"日米関係の評価 批判的/肯定的", "安全保障政策 懸念/支持", "自衛隊および防衛省への信頼 不信感/信頼" という軸が出る。「これらはかなり良い軸で、ノードの位置も比較的妥当。ただし、たとえば批判的なものでも右翼的な立場からの批判と左翼的な立場からのもので主張が異なるので、1 つの軸で表現することが適切なわけではない」

・対象者が日本の中で代表的な 2 つのオーケストラ名を順に検索。「非常に適切な軸が出ている。軸には、最近行われたイベントに対するものが直接的に反映され、夏休みなので "子供向け" という軸が出ている。企業や団体が自社評判などを継続的に見ることを想定すると、軸を固定し、あらかじめ軸を固定することや、異なる検索キーワードに対しても同じ軸で分類できるようにするなどの機能があると良い。」

・「全体としては、マップなしに単に検索結果をながめるとと極端な投稿が気になるが、マップが表示されていると、視点を見つけたり世論を把握するのに役立つ印象がある」

5. 議論と今後の課題

5.1 本システムの効果について

本システムを開発した直接的な目的は「物事に対するさまざまな視点を提供し、それらの視点から投稿を閲覧することを促す」というものだったが、全体としてその目的はかなり達成されたと考えている。

まず大学生においては、特に操作法を示唆していないにも関わらず、マップが並んでいるだけで、投稿選択操作の約85%がマップ上のクリックで行われ、検索結果リストからの選択（リスト上で0.5秒以上停止）は約15%となっている。アンケート結果から見ても、これはマップによる視点提供の大きな効果である。ただし、アンケートにおいて「多角的に見ることができる」というコメントがある反面「ネガティブなものを見なくて済むようになる」という感想を述べる人も多く、多様な視点が存在することに気づくことはあっても、必ずしもそれらの視点からの投稿閲覧につながるとは限らないことにも注意が必要である。これは難しい問題で、仮に「自分と異なる意見を見たくない」ということは問題だとしても「インプレッション稼ぎやスパム投稿を見たくない」というのは必ずしもそうではないと思われ、明らかなフェイクやスパムを除外した上で、多様な視点を提供する工夫が必要であろう。

また、IT分野の専門家に対するインタビューにおいて「提供されているものと異なる軸はあまり思いつかない」という感想があったことは興味深く、新たな視点を思いつくというのはきわめて難しい活動であり、本システムはその点を大きくサポートすることを示している。ただし、IT専門家、ジャーナリストいずれからも、対立軸での分類に適さない場合があるとのコメントがあったことは重要である。今回、LLMに与えるプロンプトで、マップ上の配置の傾向に一貫性を持たせるために、その極をポジティブ・ネガティブという言葉で与えたが、これは2次元マップによる表現の限界を示すものとも言える。新たなマップ表現手法の開発と、それに対応するプロンプトの工夫が必要であろう。

5.2 LLMの特性について

本研究ではLLMとして2024年5月13日にOpenAIから発表されたGPT-4oを用いた。2024年8月時点で、その他Llama 3 [33], Gemini [34], Claude 3 [35] など多くのモデルがある。従来からLLM相互の性能や特徴の比較が行われている他[36], LLMが学習データなどによって引き起こされるバイアスを含む可能性も指摘されている[37]。プロンプトについてはさまざまな工夫で結果が変わることも知られている[38]。LLMによってSNS投稿を自動的にスコア付けするシステムは、LLMが高速化すればそれに従って高速化するのでユーザインタフェースのリアルタイム性は向上すると考えられるが、スコア付けに含まれるバイアスについ

ては慎重に検討する必要があるだろう。現時点では、投稿のポジショニングが主観的印象と多少異なっても、投稿に対する視点を提供し、それらの視点から見ることをユーザに促すという点で大きな価値があると考えており、ユーザ評価からもそのような結果が得られたが、このようなシステムが広く使われるようになり、そこでのスコアが強く信じられるようになった場合は、LLMの偏見が入っていないかを、より慎重に検討する必要がある。

6. 結論

SNSのキーワード検索結果から、多角的な視点の軸をLLMによって自動的に発見し、それぞれの投稿を各軸にそってスコア付けしたうえでインタラクティブなポジショニングマップに配置するシステムを開発した。実験によれば、主観的にかなり妥当と考えられる3軸が抽出され、各投稿のスコアづけも比較的妥当な結果が得られた。マップを用いたユーザインタフェースはユーザの検索結果閲覧行動を大きく変化させ、すべてのユーザが、検索結果をスクロールして見るのではなく、マップ上で興味を持った投稿をクリックするという行動をとった。システムの目的はユーザに多角的な視点を提供するというものであるが、ネガティブな投稿やスパム投稿を読まなくて済むようになるという点をメリットに上げたユーザも多かった。明らかなスパム投稿などを排除しつつ、なおかつ異なる視点からの投稿に目を向けるようにするというためには、さらなる検討が必要と考える。

謝辞

本研究は、JSPS 科研費 23K11205 の助成を受けたものです。同助成に感謝いたします。また、査読者の方々には論文改善のための貴重なご指摘、有効な参考文献の提示をいただきました。

参考文献

- [1] E. Pariser (2011): The Filter Bubble: What the Internet is hiding from you. Penguin UK.
- [2] C. D. Ruiz, T. Nilsson (2023): Disinformation and Echo Chambers: How Disinformation Circulates on Social Media Through Identity-Driven Controversies, *Journal of Public Policy & Marketing*, 42(1), 18-35, <https://doi.org/10.1177/07439156221103852>
- [3] F. A. Ozbay, & B. Alatas (2020): Fake News Detection within Online Social Media using Supervised Artificial Intelligence Algorithms, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol. 540, Article 123174. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.123174>
- [4] T. Kamba, K. Bharat, M. C. Albers (1995): The Krakatoa Chronicle - An Interactive, Personalized, Newspaper on the Web, *Proceedings of the Forth International Conference on World Wide Web*, pp. 159-170, Dec. 1995, <https://doi.org/10.1145/3592626.3592638>
- [5] N. Thurman (2018): Personalization of News. the International Encyclopedia of Journalism Studies. Massachusetts, USA: Wiley-Blackwell.

- [6] E. Bozdag (2013): Bias in Algorithmic Filtering and Personalization. *Ethics Inf Technol* 15, pp. 209-227 (2013). Available from: <https://doi.org/10.1007/s10676-013-9321-6>
- [7] U. Shardanand, P. Maes (1995): Social Information Filtering: Algorithms for Automating the "Word of Mouth". *CHI 1995 Proceedings*, pp. 210-217.
- [8] K. Grace, E. Finch, N. Gulbransen-Diaz, H. Henderson (2022): Q-Chef: The impact of surprise-eliciting systems on food-related decision-making, *CHI '22 Proceedings*, Article No. 11, pp. 1-14, <https://doi.org/10.1145/3491102.3501862>
- [9] M. Jasim, C. Collins, A. Sarvghad, N. Mahyar (2022): Supporting Serendipitous Discovery and Balanced Analysis of Online Product Reviews with Interaction-Driven Metrics and Bias-Mitigating Suggestions, *CHI'22 Proceedings*, Article No. 9, pp. 1-24, <https://doi.org/10.1145/3491102.3517649>
- [10] L. Björneborn (2008): Serendipity dimensions and users' information behavior in the physical library interface, *Information Research*, 13(1), paper 370.
- [11] L. McCay-Peet & E. Toms (2011): Measuring the dimensions of serendipity in digital environments, *Information Research*, 16(3) paper 483. <https://informationr.net/ir/16-3/paper483.html>
- [12] A. Thudt, U. Hinrichs, and S. Carpendale (2012): The bohemian bookshelf: supporting serendipitous book discoveries through information visualization. *CHI '12 Proceedings*, pp. 1461-1470. <https://doi.org/10.1145/2207676.2208607>
- [13] M. Palmonari, G. Ubaldi, M. Cremaschi, D. Ciminieri, F. Bianchi (2015). DaCENA: Serendipitous News Reading with Data Contexts, *ESWC (Satellite Events) 2015*, pp. 133-137. https://doi.org/10.1007/978-3-319-25639-9_26
- [14] R. Beale (2007): Supporting serendipity: Using ambient intelligence to augment user exploration for data mining and web browsing. *Journal of Human-Computer Studies*, 65(5), pp. 421-433.
- [15] E. L. Deci and R. M. Ryan (1985): *Intrinsic motivation and self-determination in human behavior*, Springer New York, 1985. <https://doi.org/10.1007/978-1-4899-2271-7>
- [16] R. M. Ryan, E. L. Deci (2017) *Self-determination theory: basic psychological needs in motivation, development, and wellness*, The Guilford Press.
- [17] X developer API, <https://developer.x.com/docs/twitter-api>
- [18] D. Hwang, J. E. Jung, S. Park, H. T. Nguyen, Social data visualization system for understanding diffusion patterns on twitter: A case study on Korean enterprises, *Computing and Informatics*, Vol. 33, 2024, 591-608
- [19] F. Toriumi, T. Sasaki, K. Shinoda, K. Kazama, S. Kurihara, I. Noda, Information Sharing on Twitter During the 2011 Catastrophic Earthquake, *WWW 2013 Companion*, May 13-17, 2013
- [20] F. Toriumi, S. Baba: Real-time Tweet Classification in Disaster Situation, *WWW'16 Companion*, April 11-15, 2016
- [21] M. D. Conover, J. Ratkiewicz, M. Francisco, B. Goncalves, A. Flammini, F. Menczer, Political Polarization on Twitter, *Proceedings of the Fifth International AAAI Conference on Weblogs and Social Media* 5(1), 89-96, 2021
- [22] Z. Cheng, J. Caverlee, K. Lee, You Are Where You Tweet: A Content-Based Approach to Geo-locating Twitter Users, *CIKM'10*, October 26-30, 2010
- [23] N. Cristianini, J. Shawe-Taylor, *An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods*, Cambridge University Press, p. 204, 2000.
- [24] A. K. Jain, Data clustering: 50 years beyond K-means, *Pattern Recognition Letters*, Vol. 31, Issue 8, 1 Jun 2010, pp. 651-666
- [25] D. M. Blei, A. Y. Ng, M. I. Jordan, Latent dirichlet allocation, *The Journal of Machine Learning Research*, Vol. 3, pp.993-1022, 2003
- [26] T. Mikolov, K. Chen, G. Corrado, J. Dean, Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space, arXiv: 1301.3781, <https://doi.org/10.48550/arXiv.1301.3781>
- [27] J. Devlin, M-W Chang, K. Lee, K. Toutanova, BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding, arXiv: 1810.04805, <https://doi.org/10.48550/arXiv.1810.04805>
- [28] B. Pang, L. Lee, S. Vaithyanathan. 2002. Thumbs up? Sentiment Classification using Machine Learning Techniques. *EMNLP 2002*, pp. 79-86
- [29] Go, A., Bhayani, R., & Huang, L. (2009). "Twitter Sentiment Classification using Distant Supervision", CS224N project report, Stanford, 2009
- [30] S. Faridani, E. Bitton, K. Ryokai, K. Goldberg, Opinion Space: A Scalable Tool for Browsing Online Comments, *Proceedings of CHI 2010*, 1175-1184, 2010, <https://dl.acm.org/doi/10.1145/1753326.1753502>
- [31] Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., & Polosukhin, I. (2017). "Attention is all you need", *Advances in neural information processing systems*.
- [32] OpenAI API, <https://openai.com/index/openai-api/> (accessed Aug 8, 2024).
- [33] Llama, <https://llama.meta.com/> (accessed Aug 8, 2024)
- [34] Gemini <https://gemini.google.com/> (accessed Aug 8, 2024)
- [35] Claude <https://www.anthropic.com/claude> (accessed Aug 8, 2024)
- [36] W. X. Zhao et al. A Survey of Large Language Models, arXiv:2023.1823 <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.18223>
- [37] V. Hofmann, P. R. Kalluri, D. Jurafsky, S. King, Dialect prejudice predicts AI decisions about people's character, employability, and criminality, arXiv:2403.00742, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.00742>
- [38] P. Sahoo, A. K. Singh, S. Saha, V. Jain, S. Mondal, A. Chadha, A Systematic Survey of Prompt Engineering in Large Language Models: Techniques and Applications, arXiv:2402.07927, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.07927>